تخمین غیرمستقیم مقاومت فشاری تک‌محورهٔ سنگ بااستفاده از الگوریتم‌های جدید فراابتکاری* پژوهشی

هادی فتاحی[(۱)] فرشاد ملک محمودی[(۲)] حسین قائدی[(۳)]

چکیده *پارامتر مقاومت فشاری تک‌محوره یک پارامتر مهم و کلیدی در مهندسی ژئومکانیک است که در طبقه‌بندی مهندسی سنگ، بررسی معیارهای شکست سنگ و در مرحلهٔ طراحی بسیاری از پروژه‌های عمرانی و معدنی کاربرد دارد. در بسیاری از موارد به‌دلیل عدم دسترسی به مغزه‌های باکیفیت، تعیین این پارامترها در آزمایشگاه با سختی‌های زیادی همراه است و اغلب این پارامتر به‌صورت غیرمستقیم از روابط رگرسیونی تخمین زده می‌شود که این روابط از دقت بالایی برخوردار نیستند. هدف از این تحقیق، استفاده از الگوریتم‌های جدید فراابتکاری گرگ خاکستری (GWO) و الگوریتم مگس میوه (FFOA) به‌منظور تخمین غیرمستقیم مقاومت فشاری تک‌محوره می‌باشد. برای رسیدن به این هدف، از داده‌های ۱۲۴ نمونه سنگ گرانیت از پروژهٔ تونل انتقال آب شیرین ایالت سلانگور در مالزی استفاده شده‌است. در انتها برای ارزیابی و اعتبارسنجی مدل‌های به‌دست‌آمده توسط الگوریتم‌های فراابتکاری از شاخص‌های آماری مختلفی استفاده شده‌است. باتوجه به نتایج به‌دست‌آمده در این مقاله و هم‌چنین اعتبارسنجی مدل‌ها، مقادیر پیش‌بینی‌شدهٔ مقاومت فشاری تک‌محوره توسط الگوریتم‌های جدید فراابتکاری مذکور با مقادیر واقعی منطقه بسیار نزدیک است که نشان‌دهندهٔ خطای کم مدل‌های به‌دست‌آمده می‌باشد. به‌علاوه در این مقاله آنالیز حساسیت برروی پارامترهای مؤثر در تخمین مقاومت فشاری تک‌محوره نیز انجام شد که نتایج بررسی‌ها نشان داد مقادیر برگشتی چکش اشمیت (R_n)، در میان سایر پارامترهای ورودی، بیشترین تأثیر را برروی مقاومت فشاری تک‌محوره دارد.*

واژه‌های کلیدی سنگ گرانیت، مقاومت فشاری تک‌محوره، تخمین غیرمستقیم، الگوریتم مگس میوه، الگوریتم گرگ خاکستری.

Indirect Estimation of Uniaxial Compressive Strength of Rock Using New Meta-Heuristic Algorithms

H. Fattahi F. Malekmahmoudi H. Ghaedi

Abstract *The uniaxial compressive strength parameter is an important and key parameter in geomechanical engineering that is used in rock engineering classification, study of rock fracture criteria and in the design stage of many construction and mining projects. In many cases, due to the lack of access to quality cores, determining these parameters in the laboratory is associated with many difficulties, and often this parameter is indirectly estimated from regression relationships that these relationships are not very accurate. The aim of this study is to use the new meta-heuristic algorithms of gray wolf (GWO) and fruit fly algorithm (FFOA) to indirectly estimate uniaxial compressive strength. To achieve this goal, data from 124 granite rock samples from the Selangor freshwater transfer tunnel project in Malaysia, have been used. Finally, to evaluate and validate the models obtained by intelligent algorithms, the indices of statistical are used. According to the results obtained in this paper as well as the validation of the models, the predicted values of uniaxial compressive strength are very close to the real values of the region, indicating the low error of the models in indirect estimation. In addition, in this paper, sensitivity analysis was performed on the effective parameters in estimating uniaxial compressive strength. The results showed that the return values of Schmidt hammer (Rn), among other input parameters, have the greatest effect on uniaxial compressive strength.*

Key Word Granite rock, Uniaxial compressive strength, Indirect estimation, FFOA, GWO.

---

* تاریخ دریافت مقاله ۱۴۰۰/۲/۴ تاریخ پذیرش آن ۱۴۰۰/۶/۲۷ و از صفحه ۵۱ تا ۷۰ می‌باشد.

(۱) نویسندهٔ مسئول، دانشیار، دانشکدهٔ مهندسی علوم زمین، دانشگاه صنعتی اراک.

Email: h.fattahi@arakut.ac.ir

(۲) دانشجوی کارشناسی ارشد، دانشکدهٔ مهندسی علوم زمین، دانشگاه صنعتی اراک.

(۳) دانشجوی کارشناسی ارشد، دانشکدهٔ مهندسی علوم زمین، دانشگاه صنعتی اراک.

مقدمه

مقاومت فشاری تک‌محورهٔ سنگ یکی از کاربردی‌ترین پارامترهای ژئومکانیکی و عمرانی است که در اغلب طراحی‌ها و مدل‌سازی‌ها مورد نیاز مبرم مهندسان می‌باشد. تعیین مقاومت فشاری تک‌محوره در آزمایشگاه به نمونه‌های مغزه با کیفیت مناسب نیاز دارد که تهیهٔ آن برمبنای استانداردهای لازم کاری زمان‌بر و پرهزینه می‌باشد. از طرفی نتایج مقادیر آزمایشگاهی نیز به‌شدت به ابعاد نمونه، نحوهٔ بارگذاری، خطاهای انسانی و عوامل خارجی دیگری نیز بستگی دارد. از طرفی باتوجه به عدم امکان تهیهٔ نمونهٔ مناسب از سنگ‌های ضعیف، متورق و خردشده، تخمین غیرمستقیم مقاومت فشاری تک‌محوره امری ضروری به‌نظر می‌رسد. اصولا تخمین مقاومت فشاری تک‌محوره، بااستفاده از روش‌های آماری مانند رگرسیون خطی ساده، رگرسیون چندگانهٔ غیرخطی و یا بااستفاده از روش‌های تجربی، برای تخمین غیرمستقیم انجام می‌شود که در ادامه به برخی از این مطالعه‌ها اشاره می‌شود:

آندره و همکاران[1] یک مدل رگرسیون خطی برای پیش‌بینی مقاومت فشاری تک‌محوره بااستفاده از پارامتر شاخص بار نقطه‌ای ($I_{s(50)}$) پیشنهاد کردند. کارگیل و شکور [2] برای ارزیابی هم‌بستگی و ارائهٔ رابطه‌ای بین مقادیر مقاومت فشاری تک‌محوره با پارامترهایی نظیر چکش اشمیت (R_n)، شاخص بار نقطه‌ای ($I_{s(50)}$) آزمایش‌هایی را برروی پنج سنگ مختلف انجام دادند. نتایج نشان داد که بین شاخص بار نقطه‌ای و مقاومت فشاری تک‌محوره هم‌بستگی قوی وجود دارد. توگرول و ظریف [3] بااستفاده از تجزیه و تحلیل رگرسیونی ساده برای به‌دست آوردن روابط بین مقاومت فشاری تک‌محوره و سایر خواص سنگ از جمله سرعت موج p (V_p)، از شاخص بار نقطه‌ای ($I_{s(50)}$) و مقاومت کششی برزیلی (BTS) استفاده کردند. کاراکوس و توتمز [4] از مدل رگرسیونی چند متغیره برای ارائهٔ رابطه‌ای برای تخمین مقاومت فشاری تک‌محوره براساس چند پارامتر استفاده نمودند. این محققان با مطالعهٔ سنگ‌های مختلف و انجام آزمایش‌هایی نظیر مقادیر برگشتی چکش اشمیت (R_n)، شاخص بار نقطه‌ای ($I_{s(50)}$)، سرعت موج p (V_p) و آزمایش مقاومت فشاری تک‌محوره (در مجموع ۳۰۵ آزمایش)، مدلی را برای تخمین مقاومت فشاری تک‌محوره ارائه دادند. باسیو و آیدین[5] بااستفاده از روابط تجربی، هم‌بستگی بین مقاومت فشاری تک‌محوره و شاخص بار نقطه‌ای ($I_{s(50)}$) را برای سنگ گرانیت در هنگ‌گنگ بررسی کردند. کهرمان و گایانادین [6] هم‌بستگی بین مقاومت فشاری تک‌محوره و شاخص بار نقطه‌ای ($I_{s(50)}$) را برای سنگ‌های آذرین، دگرگونی و رسوبی از طریق تحلیل رگرسیونی به‌دست آوردند و به این نتیجه رسیدند که هم‌بستگی معناداری بین آنها وجود دارد. علاوه‌بر این باسو و کامران [7] به‌کمک تحلیل رگرسیونی برروی سنگ‌های شیستوزیته، از شاخص بار نقطه‌ای ($I_{s(50)}$) برای برآورد مقاومت فشاری تک‌محوره استفاده کردند. یاگیز[8] بااستفاده از آزمون غیرمخرب به برآورد و تخمین مقاومت فشاری تک‌محوره بااستفاده از پارامترهای سختی اشمیت (R_n)، سرعت موج p (V_p)، تخلخل مؤثر و چگالی خشک پرداختند. سینگ و همکاران [9] رابطه‌ای تجربی بین شاخص بار نقطه‌ای ($I_{s(50)}$) و مقاومت فشاری تک‌محوره برای برخی از سنگ‌های هند پیشنهاد دادند. امان‌الابجاری [10] بااستفاده از مدل‌های تجربی به تخمین مقاومت فشاری تک‌محوره پرداخت. او از داده‌های مقادیر برگشت چکش اشمیت (R_n)، شاخص بار نقطه‌ای($I_{s(50)}$)، شاخص پانچ بلوک (BPI)، تخلخل مؤثر و چگالی به‌عنوان ورودی برای برآورد تجربی مقاومت فشاری تک‌محوره استفاده کرد. سپس مقادیر تخمینی مقاومت فشاری تک‌محورهٔ حاصل از معادلات تجربی را با روش‌های رگرسیونی مقایسه کرد و به این نتیجه رسید که روش‌های تجربی به‌دلیل رفتار

متفاوت سنگ‌ها در هر منطقه نسبت‌به روش‌های رگرسیونی از دقت کمتری برخوردار می‌باشند. جدول (۱) برخی از روابط رگرسیونی منتشر شده برای تخمین مقاومت فشاری تک‌محورهٔ سنگ را نشان می‌دهد.

جدول ۱ خلاصه ای از مطالعات انجام شده قبلی با استفاده از روش‌های رگرسیونی به منظور پیش‌بینی مقاومت فشاری تک محوره

مرجع	رابطه ارائه شده	R2
بروچ و فرانکلین [22]	$UCS = 23.7I_{S(50)}$	۰/۷۷٤
میشرا و باسو [23]	$UCS = 14.63I_{S(50)}$	۰/۸۸
اسمیت [24]	$UCS = 14.3I_{S(50)}$	۰/۷۸
لشکری‌پور [25]	$UCS = 21.43I_{S(50)}$	۰/۷۳۳
فورستر [26]	$UCS = 14.5I_{S(50)}$	۰/۹٤۱
فنر و همکاران [27]	$UCS = 9.08I_{S(50)} + 39.32$	۰/۷۲۲
کارگیل و شاکور [2]	$UCS = 23I_{S(50)} + 13$	۰/۸۸٤
اولوسای و تورلی [28]	$UCS = 19I_{S(50)} + 12.7$	۰/۸۱
حسنی و همکاران [29]	$UCS = 29I_{S(50)}$	۰/۸۸٤
کوبان‌اوغلو و سلیک [30]	$UCS = 8.66I_{S(50)} + 10.85$	۰/۵۸٤
ژو و همکاران [31]	$UCS = 2.98e^{(0.06R_n)}$	۰/۹۵
ساچپازیس [32]	$UCS = 4.29R_n - 67.52$	۰/۹٦
سینگ و همکاران [33]	$UCS = 2R_n$	۰/۵۱۸
یاگیز [34]	$UCS = 0.0028R_n^{2.584}$	۰/۸۵
توگرول و ظریف [3]	$UCS = 8.36R_n - 4.16$	۰/۸۷
شلابی و همکاران [35]	$UCS = 3.201R_n - 46.59$	۰/۵۷۸
یاسر و اردوغان [36]	$UCS = 4 \times 10^{-6}{R_n}^{4.2917}$	۰/۷۹۲
اوفموت [37]	$UCS = 0.33(R_n\rho)^{1.35}$	۰/۸۰
ییلماز و سندیر [38]	$UCS = 2.27e^{0.059R_n}$	۰/۹٦
گوپتا [39]	$UCS = 14.1R_n - 642$	۰/۷۹
شارما و سینگ [40]	$UCS = 64.2V_p - 117.99$	۰/۹۰۲
جاهد ارمغانی و همکاران [41]	$UCS = 0.0308V_p - 61.61$	۰/٤۷
مرادیان و بهنیا [42]	$UCS = 165.05\exp(-4.452/V_p)$	۰/۷۰
دی‌دیامانتیس و همکاران [43]	$UCS = 0.11V_p - 515.56$	۰/۸۱
خاندلوال [44]	$UCS = 33V_p - 34.83$	۰/٤۷
انتویسلی و همکاران [45]	$UCS = 0.78e^{0.88V_p}$	۰/۵۳
مینابیان و آهنگری [46]	$UCS = 0.005V_p$	۰/۹٤
هورسراد [47]	$UCS = 0.77V_p^{2.93}$	۰/۹۸
یاگیز [8]	$UCS = 0.258V_p^{3.543}$	۰/۸۵
خاندلوال و سینگ [48]	$UCS = 0.1333V_p - 227.19$	۰/۹٦

به‌علاوه طی سالیان اخیر با پیشرفت‌هایی که درزمینهٔ هوش مصنوعی در دنیا ایجاد شده‌است، محققان مختلفی از روش‌های هوشمند برای تخمین مقاومت فشاری تک‌محوره بااستفاده از پارامترهایی نظیر شاخص بار نقطه‌ای، سرعت موج p و سختی چکش اشمیت استفاده کردند که در ادامه به مهم‌ترین آنها اشاره خواهد شد. گوکگلو یک نمودار مثلثی فازی برای پیش‌بینی مقاومت فشردگی تک‌محوری در سنگ آگلومرا آنکارا از ترکیب سنگ‌شناسی آنها ارائه داد. وی برای کنترل عملکرد ظرفیت پیش‌بینی مثلث، از محاسبهٔ واریانس VAF و میانگین مربعات خطا RMSE استفاده کرد که به نتایج خوبی دست پیدا کرد [11]. تیریاکی پژوهشی تحت عنوان پیش‌بینی مقاومت سنگ سالم برای حفاری مکانیکی بااستفاده از آمار چندمتغیره، شبکه‌های عصبی مصنوعی و درخت‌های رگرسیونی ارائه داد. برای تخمین مقاومت فشاری تک‌محوره برای سنگ‌های مورد استفاده در این تحقیق، از آزمون هم‌بستگی دو متغیره و آزمون‌های برازش منحنی استفاده شد [12]. سارکار و همکاران[13] از روش شبکهٔ عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی مقاومت فشاری تک‌محوره با پارامترهای ورودی سرعت موج دینامیکی، شاخص دوام‌پذیری، سرعت موج p و چگالی استفاده کردند. منوچهریان و همکاران[14] کاربرد شبکهٔ عصبی مصنوعی و آمار چند متغیره برای تخمین مقاومت فشاری تک‌محوره بااستفاده از ویژگی‌های بافتی سنگ را بررسی کردند. سهولت استفاده از این روش‌ها به‌سبب محبوبیت آنها برای تخمین پارامترهای مختلف سنگ مانند خواص مکانیکی، خواص فیزیکی و خواص مغناطیسی، قابل قبول است. سینگ و ورما [15] در سنگ‌های شیستوزیته بااستفاده از یک الگوریتم هوشمند برای هم‌بستگی مقاومت فشاری تک‌محوره از پارامترهایی نظیر پوکی، تخلخل، مقاومت کششی و شاخص بار نقطه‌ای استفاده کردند. یاگیز و همکاران[16] بااستفاده از روش‌های هوشمند یک مدل توعه‌یافته برای برآورد مقاومت فشاری تک‌محورهٔ سنگ کربناته بااستفاده از خواص سنگ‌ها ارائه کردند. آنها بیان کردند که سرعت موج p، چگالی و مقادیر چکش اشمیت (R_n) سنگ‌ها می‌تواند برای تخمین مقاومت فشاری تک‌محوره سنگ مورد استفاده قرار گیرد. هم‌چنین سینگ و همکاران[17] یک مقالهٔ جامع و کاربردی درمورد پیش‌بینی مقاومت فشاری تک‌محوره بااستفاده از روش‌های هوش محاسباتی منتشر کردند. سزر و همکاران [18] پژوهشی تحت عنوان پیش‌بینی مقاومت فشاری تک‌محوره سنگ گرانیت توسط ابزارهای مختلف غیرخطی و مقایسهٔ عملکرد آنها ارائه دادند که در آن از سه روش آنالیز مختلف رگرسیونی چندمتغیره، شبکهٔ عصبی مصنوعی و سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی برای تخمین این پارامتر استفاده کردند. آرماقندی و همکاران بااستفاده از الگوریتم برنامه‌ریزی بیان ژن (GEP) به تخمین مقاومت فشاری تک‌محورهٔ سنگ برروی ٤٧ نمونه ماسه‌سنگ در مالزی پرداختند. در این تحقیق به‌منظور نشان دادن قابلیت الگوریتم GEP، مدل را با رگرسیون خطی مقایسه کردند که نتایج نشان داد مدل GEP برای تخمین مقاومت فشاری تک‌محوره از دقت بالاتری برخوردار می‌باشد [19]. سعیدی و همکاران به‌منظور پیش‌بینی مقاومت فشاری تک‌محوره از پارامترهایی نظیر مقاومت کششی برزیلی (BSI)، شاخص بار نقطه‌ای ($I_s(50)$) و سرعت موج p (به‌عنوان پارامترهای ورودی) برای سنگ‌های مختلف استفاده کردند. در این تحقیق برای مدل‌سازی از روش‌های تحلیل رگرسیونی چندگانه، شبکهٔ عصبی مصنوعی و سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی برای پیش‌بینی مقاومت فشاری تک‌محوره استفاده کردند. نتایج این تحقیق نشان داد که روش رگرسیون چندگانه نسبت‌به شبکهٔ عصبی مصنوعی و سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی از دقت کمتری برخوردار است [20]. وانگ و ون[21] با الگوریتم GEP به تخمین مقاومت فشاری تک‌محوره بااستفاده از مقادیر برگشتی چکش اشمیت (به‌عنوان پارامتر ورودی) پرداختند. جدول (۲) خلاصهٔ برخی از مطالعاتی که برای پیش‌بینی مقاومت فشاری تک‌محوره با استفاده از روش‌های هوشمند انجام شده‌است را نشان می‌دهد.

جدول ۲ خلاصه‌ای از مطالعات قبلی در مورد پیش‌بینی مقاومت فشاری تک محوره با استفاده از روش‌های هوشمند

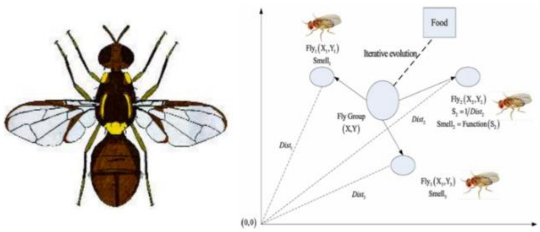
مرجع	روش هوشمند مورد استفاده	R^2
مولنکمپ و گریما [49]	شبکه عصبی مصنوعی	۰/۹۵
گوکچه‌اوغلو و زورلو [50]	منطق فازی	۰/٦٧
زورلو و همکاران [51]	شبکه عصبی مصنوعی	۰/٧٦
ییلماز و یوکسک [52]	شبکه عصبی مصنوعی	۰/۹۳
ییلماز و یوکسک [53]	سیستم استنتاج فازی عصبی	۰/۹٤
دهقان و همکاران [54]	شبکه عصبی مصنوعی	۰/٨٦
رضایی و همکاران [55]	منطق فازی	۰/۹۵
تانیزام محمد و همکاران [56]	شبکه عصبی مصنوعی	۰/۹٧
میشرا و باسو [57]	سیستم استنتاج فازی عصبی	۰/۹٨
ترابی-کاوه و همکاران [56]	شبکه عصبی مصنوعی	۰/۹۵
یاگیز و همکاران [16]	شبکه عصبی مصنوعی	۰/۵۰
سیرین و همکاران [58]	شبکه عصبی مصنوعی	۰/٨٨
ربانی و همکاران [59]	شبکه عصبی مصنوعی	۰/۹٦

بنابراین از آنجا که روش‌های الگوریتم‌های هوشمند نسبت‌به روش‌های تجربی و آماری از دقت پیش‌بینی بالاتری برخوردار هستند در این مقاله نیز برای تخمین دقیق مقاومت فشاری تک‌محورۀ سنگ گرانیت از الگوریتم‌های جدید فراابتکاری گرگ خاکستری و مگس میوه استفاده شده‌است.

مختصری از الگوریتم‌های جدید فراابتکاری مورد استفاده در این تحقیق الگوریتم بهینه‌سازی مگس میوه (FFOA)

الگوریتم بهینه‌سازی مگس میوه اولین بار توسط پن ارائه شد [60]. الگوریتم مگس میوه روشی نوین برای جستجوی جواب بهینۀ سراسری است که برپایۀ رفتار غذایابی مگس میوه مدل‌سازی و ارائه شده‌است. مراحل این الگوریتم براساس خصوصیات غذایابی مگس‌ها که شمای کلی آن در شکل (۱) ارائه شده‌است، به‌صورت زیر تعریف می‌شود:

گام اول: موقعیت مکانی اولیۀ هر یک از اعضای جمعیت مگس‌های میوه به‌صورت تصادفی تعیین می‌شود (مانند مگس‌های مشخص شده در شکل (۱) که با اسامی Fly1، Fly2 و Fly3 نشان داده شده‌اند).



شکل ۱ مثالی از حرکت دسته جمعی مگس میوه برای یافتن غذا

گام دوم: بااستفاده از مکانیزم بویایی حشرات به هر حشره یک جهت و فاصلۀ تصادفی برای جستجو اختصاص پیدا می‌کند.

$$X_i = X_{axis} + RandomValue \quad (۱)$$

$$Y_i = Y_{axis} + RandomValue \quad (۲)$$

گام سوم: از آنجایی که محل غذا در مرحلۀ اول قابل شناسایی نیست، فاصله تا مبدأ تخمین زده می‌شود،

سپس مقدار غلظت بو (Si) محاسبه می‌شود که این مقدار معکوس فاصله است:

$$\mathrm{Dist_i} = \sqrt{X_i^2 + Y_i^2} \quad (٣)$$

$$S_i = \frac{1}{\mathrm{Dist_i}} \quad (٤)$$

گام چهارم: میزان تشخیص شدت بویایی (Si) به‌عنوان تابع تشخیص شدت بویایی (که تابع برازندگی این الگوریتم است) در نظر گرفته می‌شود و برای یافتن شدت بویایی (Smalli) برای موقعیت مکانی هر مگس از آن بهره گرفته می‌شود:

$$\mathrm{Small_i} = \mathrm{Function}(S_i) \quad (٥)$$

گام پنجم: مگس میوه‌ای که بیشترین غلظت بو را در دستهٔ مگس‌ها حس کرده‌است مشخص می‌شود:

$$[\mathrm{bestSmellbestIndex}] = \max(\mathrm{smell}) \quad (٦)$$

گام ششم: بهترین میزان شدت بویایی و مختصات X و Y آن در نظر گرفته می شود و دستهٔ مگس‌های میوه از بینایی خود برای حرکت به‌سمت آن موقعیت استفاده می‌کند:

$$\mathrm{Smellbest} = \mathrm{bestSmell} \quad (٧)$$

$$X_{axis} = X(\mathrm{bestIndex}) \quad (٨)$$

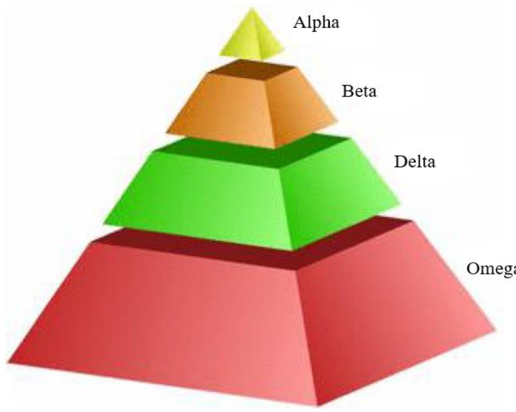
$$Y_{axis} = Y(\mathrm{bestIndex}) \quad (٩)$$

گام‌های دوم تا پنجم زمانی‌که غلظت بوی بهتری نسبت‌به غلظت بوی قبلی به‌دست آید تکرار می شوند، در این صورت گام ششم اجرا می‌شود.

الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری (GWO)

الگوریتم گرگ خاکستری توسط میرجلیلی و همکاران برمبنای شکار دسته‌جمعی آنها ارائه شده‌است. زندگی گروهی گرگ‌ها دارای سلسله‌مراتب اجتماعی دقیق و بسیار منظمی است که در شکل (٢) نشان داده شده‌است.

مطابق با شکل، رأس هرم متعلق به گروه آلفا (α) می‌باشد، که به‌عنوان رهبران گروه مسئولیت تمام تصمیم‌گیری‌ها و مدیریت گله از قبیل شکار را برعهده دارند. سطح دوم در سلسله مراتب گرگ‌های خاکستری، بتا (β) است. گرگ بتا، گرگ‌های زیردست گرگ آلفا است که در تصمیم‌گیری‌ها یا فعالیت‌های دیگر گروه کمک می‌کند. در صورتی‌که گرگ آلفا خیلی پیر شود یا بمیرد، احتمالا بهترین نامزد برای جایگزینی گرگ آلفا هست. پایین‌ترین دسته در این سلسله‌مراتب، گرگ‌های امگا (ω) هستند. گرگ‌های امگا همیشه مطیع دیگر گرگ‌های غالب می‌باشند. آنها اخرین گروه از گرگ‌هایی هستند که مجاز به خوردن هستند. سطح دیگری از این سلسله‌مراتب به دستهٔ گرگ‌های دلتا (δ) تعلق دارد. این دسته از گرگ‌ها تحت پیروی از فرمان گرگ‌های آلفا و بتا هستند اما با این حال بر گرگ امگا غالب می‌باشند [62].



شکل ٢ ساختار سلسله مراتبی شکار گروهی گرگ‌ها [61]

باتوجه به بررسی‌های مورو و همکارانش، مراحل اصلی شکار گرگ‌های خاکستری به شرح زیر می‌باشد:

١. ردیابی، تعقیب و نزدیک شدن به طعمه.
٢. تعقیب، محاصره و آزار طعمه تا زمانی که از حرک بازایستد.
٣. حمله به‌سمت طعمه.

مدل‌سازی فرآیند محاصرهٔ طعمه توسط گرگ‌های خاکستری

همان‌طور که گفته شد، گرگ‌های خاکستری طعمه را در طول شـــکار محاصـــره می‌کنند. به‌منظور مدل کردن این رفتار محاصره به‌صورت ریاضی، معادلات (۱۰) و (۱۱) ارائه شده‌است [62]:

$$\vec{D} = |\vec{C}.\vec{X}_p(t) - \vec{X}(t)| \quad (۱۰)$$

$$\vec{X}(t+1) = \vec{X}_p(t) - \vec{A}.\vec{D} \quad (۱۱)$$

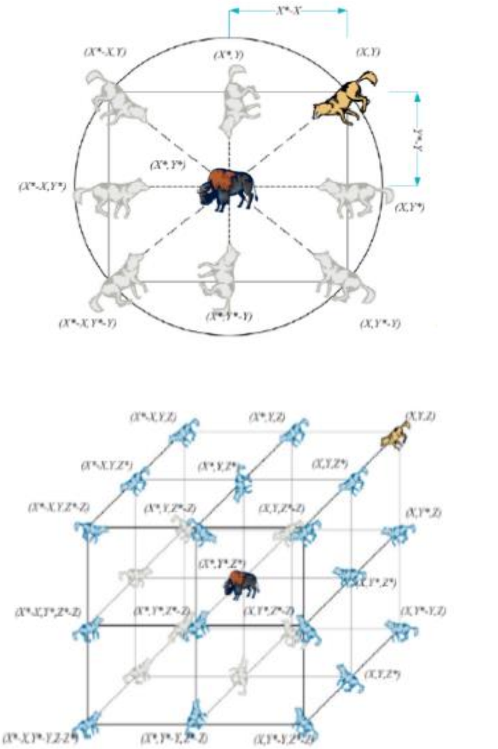
در روابط فوق، t شـــماره تکرار، $\vec{A}$ و $\vec{C}$ بردارهای ضریب، $\vec{X}_p$ بردار موقعیت شکار و $\vec{X}$ بردار موقعیت یک گرگ خاکستری ا ست. بردارهای $\vec{A}$ و $\vec{C}$ به صورت زیر محاسبه می‌شوند [62]:

$$\vec{A} = 2\vec{\alpha}.\vec{r}_1 - \vec{\alpha} \quad (۱۲)$$

$$\vec{C} = 2.\vec{r}_2 \quad (۱۳)$$

$$\vec{\alpha} = 2 - iter \times \left(\frac{2}{Max-iter}\right) \quad (۱٤)$$

که در آن، مؤلفه‌های $\vec{\alpha}$ به‌صـورت خطی و در طی تکرارهای متوالی از ۲ تا صـــفر کاهش می‌یابد. همچنین r_1 و r_2 بردارهای تصـــادفی بین صـــفر و یک هســـتند. معادلات (۱۰) و (۱۱) به‌همراه یک بردار مکان دوبعدی و تعدادی همسایگی احتمالی در شکل (۳- الف) نشان داده شده‌اند. همان‌طور که در شکل مشاهده می‌شود یک گرگ خاکستری که در مکان (X, Y) قرار دارد، می‌تواند موقعیت خود را باتوجه به موقعیت طعمه (X^*, Y^*) عوض کند. مکان‌های مختلف موجود در اطراف بهترین عامل را می‌توان باتوجه به موقعیت‌های فعلی آن و تنظیم و تغییر مقدار بردارهای $\vec{A}$ و $\vec{C}$ به دست آورد. مکان‌های احتمالی بروز شـــده مربوط به یک گرگ خاکســـتری در فضای سه‌بعدی در شکل (۳- ب) نشان داده شده‌است. باید توجه داشـــت که بردارهای تصـــادفی r_1 و r_2 به گرگ‌ها اجازهٔ دست‌یابی به هر موقعیتی مابین نقاط نشان داده شده در شکل (۳) را می‌دهند.



شکل ۳ بردارهای مکانی دوبعدی و سه‌بعدی و موقعیت احتمالی بعدی آن‌ها [63]

مدل‌سازی فرآیند شکار

در این فرآیند، با فرض اینکه گرگ‌های آلفا، بتا و دلتا دانش بهتری در مورد موقعیت بالقوه طعمه دارند. ســـایر عوامل جســـتجو از جمله امگا- مطابق روابط (۱۵) تا (۱۷) ملزم به بروزرسانی موقعیت مکانی خود باتوجه به موقعیت بهترین عوامل جستجو هستند [62]:

$$\vec{D}_\alpha = |\vec{C}_1.\vec{X}_\alpha - \vec{X}|, \vec{D}_\beta = |\vec{C}_2.\vec{X}_\beta - \vec{X}|, \vec{D}_\delta = |\vec{C}_3.\vec{X}_\delta - \vec{X}| \quad (۱۵)$$

$$\vec{X}_1 = \vec{X}_\alpha - \vec{A}_1.(\vec{D}_\alpha), \vec{X}_2 = \vec{X}_\beta - \vec{A}_2.(\vec{D}_\beta), \vec{X}_3 = \vec{X}_\delta - \vec{A}_3.(\vec{D}_\delta) \quad (۱٦)$$

$$\vec{X}(t+1) = \frac{\vec{X}_1+\vec{X}_2+\vec{X}_3}{3} \quad (۱۷)$$

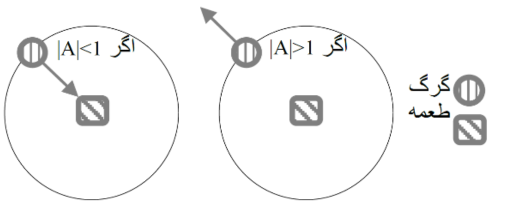
مدل کردن این فرآیند بااســـتفاده از کاهش بردار α انجام می‌شـــود. از آنجا که $\vec{A}$ در رابطهٔ (۱۳)، برداری تصـــادفی در بازهٔ ما بین $[-2\alpha, 2\alpha]$ اســـت، در حالت

$|A| < 1$ گرگ آلفا به شکار نزدیک می‌شود و در حالت $|A| > 1$ گرگ از شکار دور خواهد شد. در این الگوریتم الزام آن است که تمامی گرگ‌ها موقعیت خود را برحسب موقعیت گرگ‌های آلفا، بتا و دلتا به‌روزرسانی کنند [62].

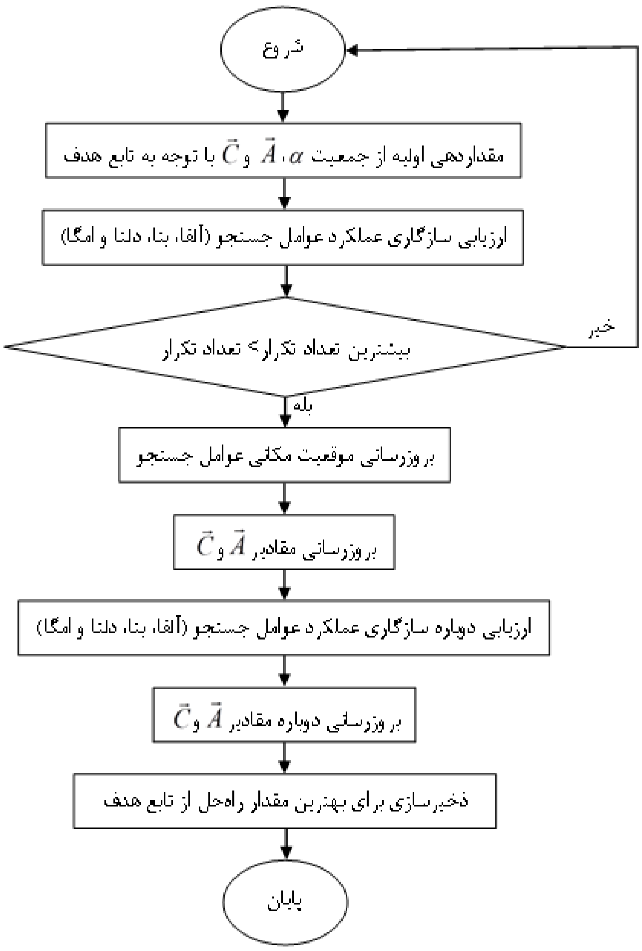
مرحلهٔ جستجوی شکار

مرحلهٔ جستجوی شکار سازوکاری دقیقا عکس فرآیند حمله دارد، به‌طوری‌که در هنگام جستجوی گرگ‌ها از یکدیگر دور می‌شوند تا شکار را ردیابی کنند ($|A| > 1$) و این در حالی است که پس از ردیابی شکار، گرگ‌ها در فاز حمله به یکدیگر نزدیک می شوند ($|A| < 1$). به این استراتژی، سازوکار واگرایی در جستجوی و هم‌گرایی در حمله اطلاق می شود. شکل (٤) هم‌گرایی و واگرایی در یافتن و جستجوی شکار را نشان می‌دهد [62].

مطابق با توضیحات فوق، فلو چارت الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری در شکل (۵) آورده شده‌است.



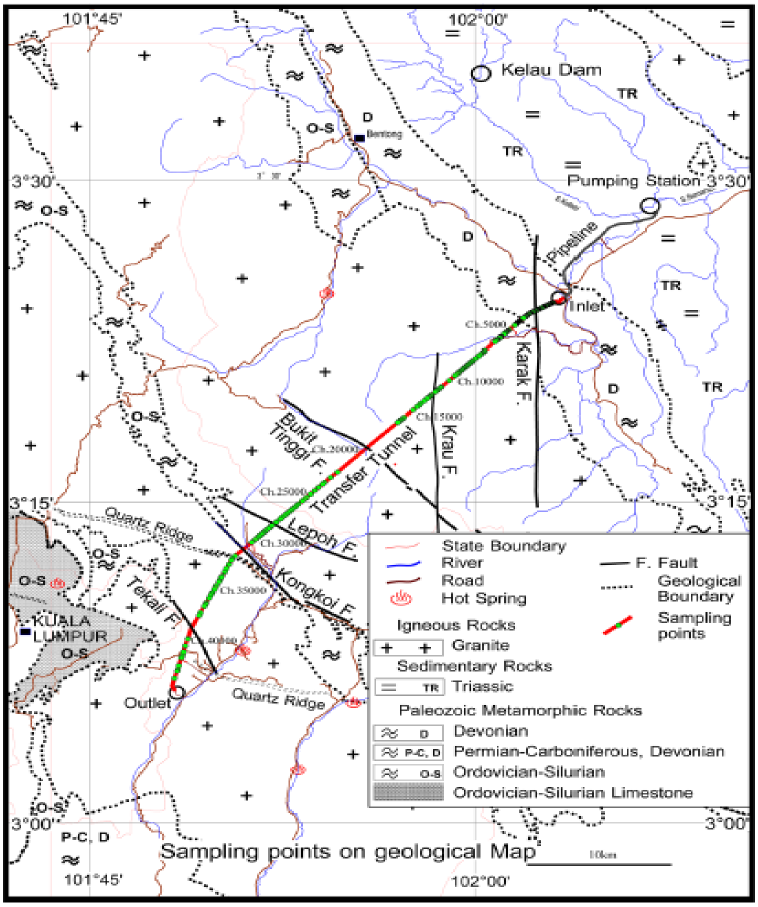
شکل ٤ حمله به طعمه در مقابل جستجو برای شکار [61]



شکل ۵ فلوچارت الگوریتم گرگ خاکستری

منطقهٔ مورد مطالعه

در این مقاله، از داده‌های تونل آب شیرین پاهانگ- سلانگور در مالزی [64] به‌منظور تخمین مقاومت فشاری تک‌محوره استفاده شده‌است. طول این تونل ۴٤/٦ کیلومتر با قطر ۵/٢ متر و شیب طولی ۱/۱۹۰۰ است. این تونل برای کار در شرایط جریان آزاد با حداکثر دبی ٦/٢٧ مترمکعب در ثانیه طراحی شده‌است. ۳۵ کیلومتر از تونل بااستفاده از سه دستگاه مختلف ماشین حفاری تمام مقطع (TBM) حفر شده‌است، درحالی‌که ۹/٦ کیلومتر باقی‌مانده بااستفاده از روش چالزنی- انفجار حفاری شده‌است. سه دستگاه TBM برای حفاری شرایط مختلف زمین، برای مثال زمین با سینه‌کار مختلط، زمین بسیار سخت در تونل آب شیرین پاهانگ- سلانگور مورد استفاده قرار گرفته‌است. نقشهٔ زمین‌شناسی محل تونل و نقاط نمونه‌برداری در شکل (٦) آورده شده‌است. غالب سنگ منطقه گرانیت است و طبیعی است بیشترین سنگی که توسط دستگاه TBM و روش چالزنی- انفجار حفاری می‌شود گرانیت است. برای دست‌یابی به پارامترهای ژئومکانیکی منطقه ۱۲٤ نمونه گرانیت از سطح تونل در محل‌های مختلف زمین گرفته شده‌است. این نمونه سنگ‌های گرانیتی (بدون شکستگی و ناپیوستگی) به‌منظور تست‌های آزمایشگاهی از جمله مقادیر برگشتی چکش اشمیت (R_n)، شاخص بار نقطه‌ای ($I_s(50)$) و سرعت موج p (V_p) به آزمایشگاه برده شده و مطابق با استانداردهای ISRM و ASTM آزمایش‌های مربوط به آنها انجام شده‌است. بخشی از داده‌های مورد استفاده در این مطالعه در جدول (۳) نشان داده شده‌است [65].



شکل ٦ نقشه زمین‌شناسی محل تونل و نقاط نمونه‌برداری [64]

جدول ۳ بخشی از داده‌های مورد استفاده در این مطالعه بر روی سنگ گرانیت [64]

پارامتر خروجی	پارامترهای ورودی مدل‌ها			شماره داده
مقاومت فشاری تک محوره (UCS) (MPa)	شاخص بار نقطه‌ای $(Is_{(50)})$ (MPa)	سرعت موج p (V_p) (m/s)	مقادیر برگشتی چکش اشمیت (Rn)	
۸۲/۶	۲/۳۱	۵۵۰۶	۴۰	۱
۷۵	۲/۸۷	۶۴۵۰	۳۹	۲
۶۲/۹	۳/۸۹	۳۰۵۰	۳۷	۳
۵۵/۴	۱/۸۲	۲۹۲۰	۴۵	۴
۱۳۲/۹	۳/۱۲	۵۹۵۰	۴۸	۵
۸۷/۹	۲/۴	۳۷۸۰	۵۵	۶
۷۷/۹	۴/۵۶	۳۱۰۲	۳۴	۷
۶۴/۲	۳/۰۱	۳۰۲۰	۳۳	۸
۶۹/۹	۰/۵	۶۹۱۰	۳۵	۹
۹۷/۹	۳/۲۲	۵۲۱۷	۵۰	۱۰

تخمین غیرمستقیم مقاومت فشاری تک‌محوره توسط الگوریتم‌های فراابتکاری گرگ خاکستری و مگس میوه

از آنجا که استفاده از روش‌های رگرسیونی به‌منظور تخمین مقاومت فشاری تک‌محوره از دقت بالایی برخوردار نمی‌باشند، بنابراین روش‌های هوشمند جایگزین مناسبی از نظر دقت مدل‌سازی برای روش‌های رگرسیونی می‌باشند. به همین منظور در این مقاله، باا ستفاده از الگوریتم‌های فراابتکاری گرگ خاکستری و مگس میوه برای تخمین مقاومت فشاری تک‌محوره استفاده شده‌است. در این مدل سازی از مقادیر برگشتی چکش اشمیت (R_n)، شاخص بار نقطه‌ای $(I_s(50))$ و سرعت موج p (V_p) به‌عنوان ورودی‌مدل‌ها استفاده شده‌است. در این مدل‌سازی داده‌های ورودی به‌صورت تصادفی به دو گروه داده‌های آموزش و آزمون تقسیم شدند. بدین منظور از مجموع ۱۲۴ داده، ۸۰ درصد مجموعه داده (۹۹ داده) به‌عنوان داده‌های آموزش و ۲۰ درصد مجموعه داده (۲۵ داده) به‌عنوان داده‌های آزمون برای ارزیابی صحت و دقت مدل استفاده شد.

در روش‌های مدل سازی مبتنی بر داده، معمولا قبل از هرگونه محاسبات و مدل سازی، برای حذف داده‌های پرت و دست‌یابی به نتایج قابل قبول، داده‌ها نرمال‌سازی می شوند تا کاملا برای مدل سازی آماده شوند. به همین منظور، بااستفاده از معادلۀ (۱۸)، مقادیر بین ۰ و ۱ نرمال می‌شوند. در این معادله، X_n مقدار نرمال‌شده، X_{mea} مقدار واقعی، X_{max} حداکثر مقدار و X_{min} حداقل مقدار می‌باشد.

$$X_n = [\frac{(X_{mea}-X_{min}}{(Xmin_{max}]} \qquad (۱۸)$$

پس از نرمال‌سازی داده‌های آموزش و آزمون، برای تخمین مقاومت فشاری تک‌محوره بااستفاده از الگوریتم‌های بهینه سازی گرگ خاکستری و مگس میوه دو معادلۀ یکسان غیرخطی بااستفاده از نرم‌افزار MATLAB به‌صورت زیر به‌دست آمده‌است:

$$UCS = (w_1 \times {R_n}^{w_2}) \times (w_3 \times {V_p}^{w_4}) + (w_5 \times Is^{w_6}) \qquad (۱۹)$$

که در آن w_i عوامل وزن‌دهی متناظر با پارامترهای ورودی هستند. به‌منظور رسیدن به یک رابطۀ دقیق برای تخمین مقاومت فشاری تک‌محوره (معادلۀ ۱۹) علاوه‌بر فرم رابطه به یکسری از پارامترهای تنظیم در هر دو

الگوریتم گرگ خاکستری و مگس میوه که با روش آزمون و خطا و توسط کاربر مشخص می‌شود، نیاز است. بهترین مدل‌های گرگ خاکستری و مگس میوه بااستفاده از پارامترهای مشخص‌شده توسط کاربر به‌ترتیب در جدول (٤) و (٥) ارائه شده‌است.

جدول ٤ پارامترهای تنظیم برای الگوریتم GWO

پارامترها	مقدار
ماکزیمم تعداد تکرار	٧٠٠٠
تعداد گرگ‌ها	١٦

جدول ٥ پارامترهای تنظیم برای الگوریتم مگس میوه

پارامترها	مقدار
ماکزیمم تعداد تکرار	٥٠٠٠
اندازه جمعیت	٢٠

پس از ساخت معادله و پارامترهای تنظیم، ضرایب روابط پیش‌بینی زیر به‌صورت غیرخطی برای تخمین مقاومت فشاری تک‌محوره بااستفاده از دو الگوریتم گرگ خاکستری و مگس میوه به‌ترتیب به‌صورت زیر به‌دست آمده‌است:

$$UCS = \left(1.0023 \times {R_n}^{1.0086}\right) \times \left(0.2729 \times {V_p}^{0.2182}\right) + \left(1.7621 \times Is^{1.9846}\right) \quad (٢٠)$$

$$UCS = \left(0.0404 \times {R_n}^{0.0472}\right) \times \left(0.0515 \times {V_p}^{0.0625}\right) + \left(0.1366 \times Is0.0734\right) \quad (٢١)$$

صحت‌سنجی مدل‌ها

به‌منظور ارزیابی عملکرد و دقت مدل‌های ایجاد شده توسط الگوریتم‌های گرگ خاکستری و مگس میوه چندین شاخص و معیار شامل ضریب هم‌بستگی مربع (R2)، شمول واریانس (VAF)، میانگین در صد خطای مطلق (MAPE)، جذر میانگین خطای مربع (RMSE) و میانگین خطای مربع (MSE) معرفی شده‌اند. در تمامی این معادلات (معادلات ٢٢ تا ٢٦) Ymea و Ypre به‌ترتیب مقادیر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده هستند و n تعداد نمونه‌ها می‌باشد.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{k=1}^{n}(Y_{mea}-Y_{pre})^2}{\sum_{k=1}^{n} Y_{mea}^2 - \frac{\sum_{i=1}^{n} Y_{pre}^2}{n}} \quad (٢٢)$$

$$VAF = \left[1 - \frac{var(Y_{mea}-Y_{pre})}{var(Y_{mea})}\right] \quad (٢٣)$$

$$MAPE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{m}\left|Y_{mea} - Y_{pre}\right| \quad (٢٤)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(Y_{mea} - Y_{pre})^2} \quad (٢٥)$$

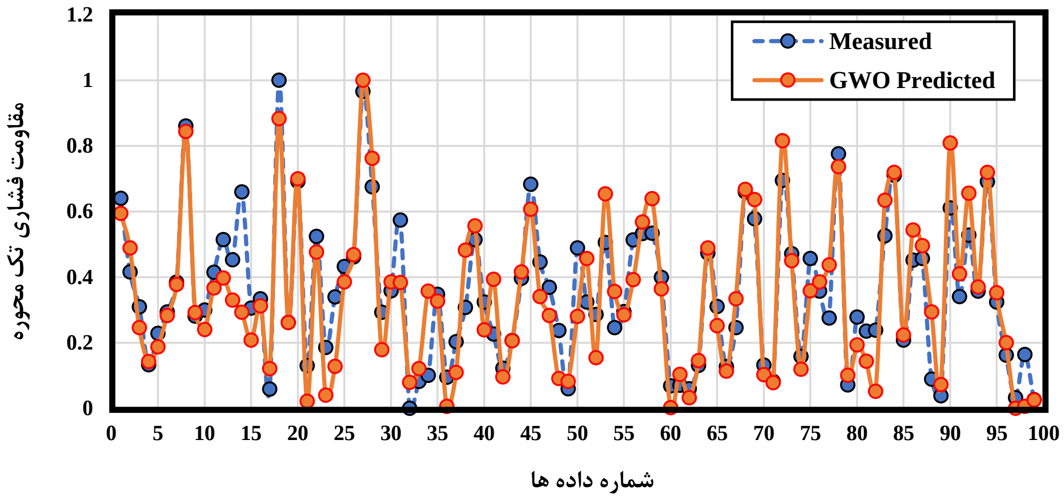
$$MSE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(Y_{mea} - Y_{pre})^2 \quad (٢٦)$$

مطابق با روابط فوق، هر چه‌قدر مقادیر MAPE، RMSE و MSE به صفر نزدیک‌تر و مقادیر R^2 و VAF به‌سمت عدد ١ نزدیک‌تر باشد، مدل پیش‌بینی‌شده به مقدار واقعی نزدیک‌تر می‌شود و به‌عنوان یک مدل ایده‌آل پذیرفته می‌شود. به عبارت دیگر در این حالت خطای آن بسیار کم است و به واقعیت مسئله نزدیک‌تر می باشد. به همین‌منظور صحت‌سنجی روابط به‌دست‌آمده برای تخمین مقاومت فشاری تک‌محوره (روابط پیش‌بینی ٢٠ و ٢١) به‌صورت جدول (٦) محاسبه شده‌است.

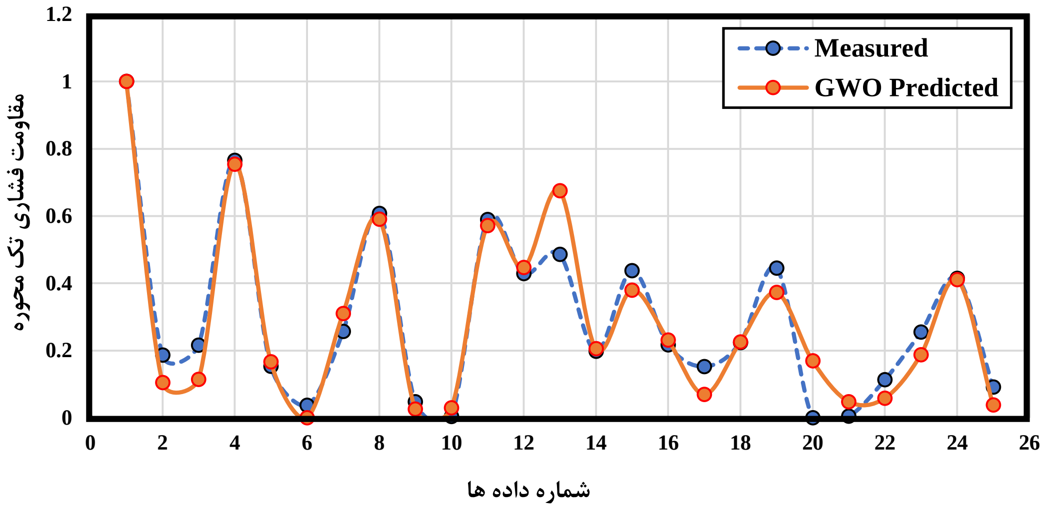
باتوجه به جدول (٦)، همان‌طور که مشخص است روابط پیش‌بینی غیرخطی به‌دست‌آمده توسط الگوریتم‌های گرگ خاکستری و مگس میوه از دقت مطلوبی برای تخمین مقاومت فشاری تک‌محوره برخوردار می‌باشند. هم‌چنین، شکل‌های (٧) و (٨) مقایسه بین مقاومت فشاری تک‌محورهٔ پیش‌بینی و اندازه‌گیری را در دو مرحلهٔ آموزش و آزمایش برای ١٢٤ داده نشان داده‌اند. مطابق با نتایج به‌دست‌آمده از این شکل‌ها می‌توان فهمید مقادیر اندازه‌گیری‌شده در آزمایشگاه با مقادیر مدل‌های پیش‌بینی از انطباق بالایی برخوردار می‌باشند.

جدول ٦ صحت‌سنجی روابط پیش‌بینی با استفاده از الگوریتم‌های بهینه‌سازی گرگ خاکستری و مگس میوه

نوع الگوریتم	شرح	R^2	VAF	MAPE	RMSE	MSE
گرگ خاکستری	آموزش	۰/۸۱۹۳	۰/۸۷۲۳	۰/۰۲۸۰	۰/۰۹۷۷	۰/۰۰۹۵٤۷
	آزمون	۰/۹۳۰۷	۰/۹۳۷۷	۰/۰۲۰٥	۰/۰۱٤٦	۰/۰۰۰۲۱٦
مگس میوه	آموزش	۰/۷۲٦٤	۰/۸٦٤۰	۰/۰٤۸٤	۰/۱٦٤۰	۰/۰۲٦۹۱۸
	آزمون	۰/۹۱٤۰	۰/۹۲۷۲	۰/۰۲٥۳	۰/۰۱۸۰۷	۰/۰۰۰۳۲۷

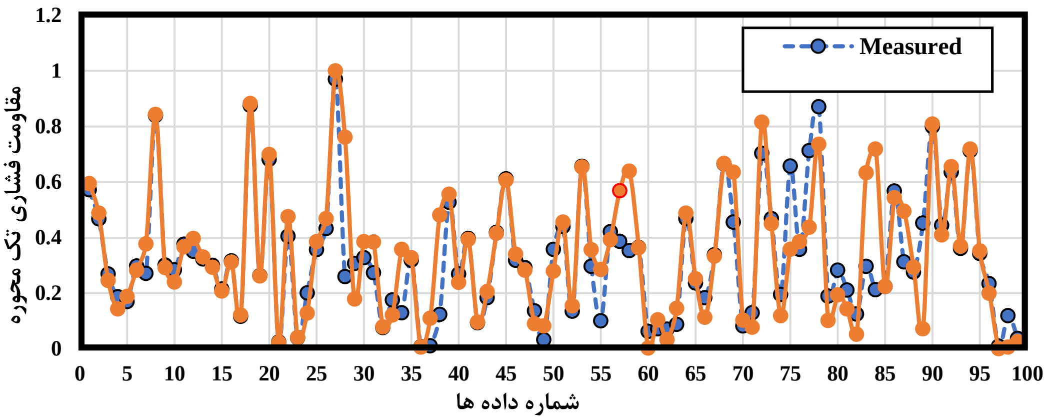


(الف)

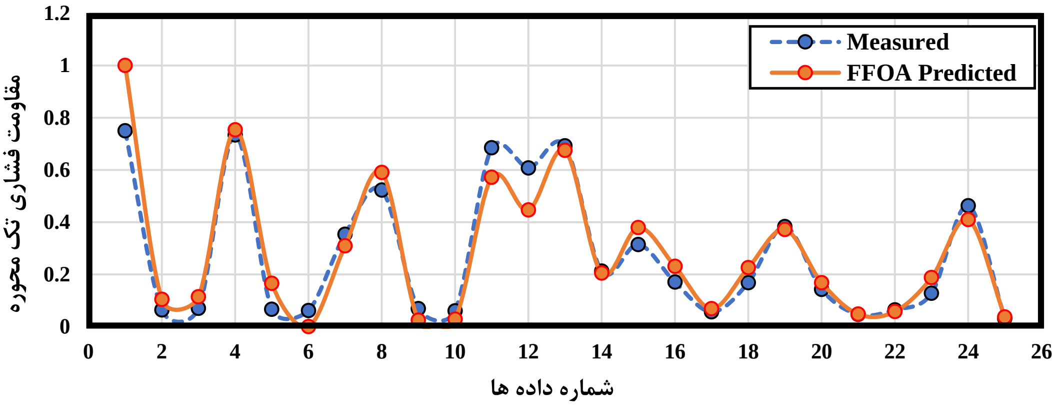


(ب)

شکل ۷ مقایسه بین مقاومت فشاری تک محوره اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده توسط الگوریتم گرگ خاکستری برای: (الف) داده‌های آموزش، (ب) داده‌های آزمون



(الف)



(ب)

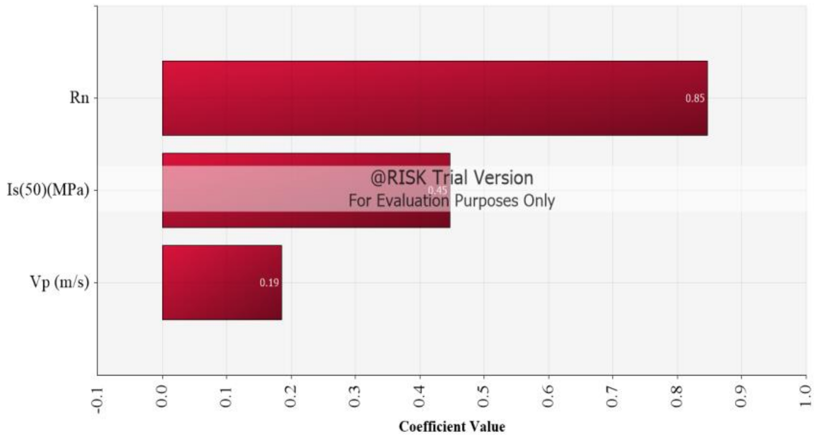
شکل ۸ مقایسه بین مقاومت فشاری تک محوره اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده توسط الگوریتم مگس میوه برای: (الف) داده‌های آموزش، (ب) داده‌های آزمون

آنالیز حساسیت

از آنجا که مقاومت فشاری تک‌محوره به تمام پارامترهای R_n، $I_s(50)$ و V_p وابسته است، تجزیه و تحلیل هم‌بستگی برای شناسایی پارامترهایی که بیشترین تأثیر را بر مقاومت فشاری تک‌محوره دارند، انجام شد. در این تجزیه و تحلیل، از نرم‌افزار @Risk برای پیدا کردن هم‌بستگی‌ها و هم‌چنین رتبه‌بندی پارامترها استفاده شد. بایستی به این نکته توجه شود که مقادیر هم‌بستگی، که از طریق نرم‌افزار @Risk به‌دست می‌آید، می‌تواند در محدودهٔ بین ۱- تا ۱+ باشند به‌طوری که هر چه قدر مقادیر پارامترها به عدد ۱ نزدیک‌تر شوند نشان‌دهندهٔ هم‌بستگی مثبت بیشتر با مقاومت فشاری تک‌محوره می‌با شد و هم‌چنین در حالتی‌که مقادیر پارامترها به عدد ۱- نزدیک‌تر شوند نشان‌دهنده هم‌بستگی منفی بیشتر با مقاومت فشاری تک‌محوره می‌باشند که در این حالت در رتبه بالاتری قرار می‌گیرند و تغییر در آنها بیشترین تأثیر را برروی مقاومت فشاری تک‌محوره خواهد گذاشت. شکل (۹) و (۱۰) به‌ترتیب نتایج آنالیز حساسیت مربوط به معادلهٔ ایجاد شده توسط الگوریتم گرگ و مگس میوه را نشان می‌دهد. همان‌طور که مشخص است R_n بیشترین تأثیر را برروی مقاومت فشاری تک‌محوره در مقایسه با ورودی‌های دیگر مدل دارد [66].



شکل ۹ نتایج آنالیز حساسیت رابطه ایجاد شده توسط الگوریتم گرگ خاکستری



شکل (۱۰): نتایج آنالیز حساسیت رابطه ایجاد شده توسط الگوریتم مگس میوه

بحث و نتیجه‌گیری

یکی از مهم‌ترین فعالیت‌ها در حوزهٔ ژئومکانیک، ارزیابی پارامترهای ژئومکانیکی مانند مقاومت فشاری تک‌محوره می‌باشد. این ارزیابی، در طراحی سازه‌های سطحی و زیرزمینی و اجرای پروژه‌های مهند سی سنگ ضروری می باشد. تعیین مستقیم این پارامتر/پارامترها امری هزینه‌بر، زمان‌بر و م ستلزم وجود امکانات آزمای شگاهی خاص می‌باشد. این امر باعث می‌شود برای کاهش هزینه و ز مان، از روش های غیرمستقیم از جمله مقاو مت فشاری تک‌محوره برای تخمین این پارامترها استفاده شود.

در این مقاله، از پارامترهای مختلف به‌دست‌آمده از آزمایشگاه شامل مقادیر برگشتی چکش اشمیت (R_n)، شاخص بار نقطه‌ای ($I_s(50)$) و سرعت موج p (V_p) در تخمین مقاومت فشاری تک‌محوره توسط دو الگوریتم هوشمند گرگ خاکستری و مگس میوه بهره گرفته شد. برای مدل‌سازی با کمک دو الگوریتم مذکور از ١٢٤ دادهٔ حاصل از آزمایشگاه در پروژهٔ انتقال آب شیرین پاهانگ-سلانگور در مالزی برای سنگ گرانیت استفاده شد. در مرحلهٔ مدل‌سازی، به‌طور تصادفی ۸۰ درصد از این داده‌ها در مرحلهٔ آموزش (برای ساخت مدل‌ها) و ۲۰ درصد باقی‌مانده در مرحلهٔ آزمون مدل (برای صحت‌سنجی و ارزیابی مدل‌ها) مورد استفاده قرار گرفتند. پس از ایجاد مدل‌ها (روابط پیش‌بینی) بااستفاده از کدنویسی در

نرم‌افزار MATLAB، به‌منظور اعتبارسنجی این مدل از شاخص‌های ضریب هم‌بستگی مربع (R^2)، شمول واریانس (VAF)، میانگین درصد خطای مطلق (MAPE)، جذر میانگین خطای مربع (RMSE) و میانگین خطای مربع (MSE) برای هریک از الگوریتم‌ها و داده‌های آموزش و آزمون مورد استفاده قرار گرفت. نتایج اعتبارسنجی نشان داد که روابط پیش‌بینی ساخته‌شده توسط الگوریتم‌های هوشمند گرگ خاکستری و مگس میوه با مقادیر واقعی به‌دست‌آمده بسیار نزدیک است و از دقت بالایی برخوردار است. به همین دلیل باتوجه به رابطهٔ ساخته‌شده، با داشتن مقادیر ورودی برای پارامترهای R_n، $I_s(50)$ و V_p می‌توان مقاومت فشاری تک‌محوره را برای هر منطقهٔ مطالعاتی استفاده کرد. در آخر پس از اعتبارسنجی مدل ساخته‌شده به‌منظور بررسی آنالیز حساسیت از نرم‌افزار Risk@ استفاده شد و نتایج نشان داد که پارامتر Rn در مقایسه با سایر پارامترها بیشترین تأثیر را برروی مقاومت فشاری تک‌محوره خواهد گذاشت. درنهایت می‌توان به این نتیجه رسید که استفاده از روش‌های هوشمند توانایی بالایی در حل مسائل پیچیده در حوزه‌های مختلف علم مکانیک سنگ که با عدم‌قطعیت زیادی روبه‌رو هستند، می‌تواند داشته باشد.

مراجع

1. D'Andrea, D.V., Fischer, R., and Fogelson, D., "Prediction of Compressive Strength from other Rock Properties", *US Department of the Interior*, Bureau of Mines, Vol. 6702, pp. 155-188, (1965).
2. Cargill, J. S., and Shakoor, A., "Evaluation of Empirical Methods for Measuring the Uniaxial Compressive Strength of Rock", *in International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences & Geomechanics Abstracts*, Elsevier, Vol. 27, pp. 495-503, (1990).
3. Tuğrul, A., and Zarif, I., "Correlation of Mineralogical and Textural Characteristics with Engineering Properties of Selected Granitic Rocks from Turkey", *Engineering geology*, Vol. 51, pp. 303-317, (1999).
4. Karakus, M., and Tutmez, B., "Fuzzy and Multiple Regression Modelling for Evaluation of Intact Rock Strength Based on Point Load, Schmidt Hammer and Sonic Velocity", *Rock mechanics and rock engineering*, Vol. 39, pp. 45-57, (2006).
5. Basu, A., and Aydin, A., "Predicting Uniaxial Compressive Strength by Point Load Test: Significance of Cone Penetration", *Rock Mechanics and Rock Engineering*, Vol. 39, pp. 483-90, (2006).
6. Kahraman, S., and Gunaydin, O., "The Effect of Rock Classes on the Relation between Uniaxial Compressive Strength and Point Load Index", *Bulletin of engineering geology and the environment*, Vol. 68, pp. 345-353, (2009).
7. Basu, A., and Kamran, M., "Point Load Test on Schistose Rocks and Its Applicability in Predicting Uniaxial Compressive Strength", *International journal of rock mechanics and mining sciences (1997)*, Vol. 47, pp. 823-828, (2010).
8. Yagiz, S., "P-wave Velocity Test for Assessment of Geotechnical Properties of some Rock Materials",

Bulletin of Materials Science, Vol. 34, pp. 947-953, (2011).

9. Singh, T., Kainthola, A., and Venkatesh, A., "Correlation between Point Load Index and Uniaxial Compressive Strength for Different Rock Types", *Rock Mechanics and Rock Engineering,* Vol. 45, pp. 259-264, (2012).
10. Aladejare, A. E., "Evaluation of Empirical Estimation of Uniaxial Compressive Strength of Rock Using Measurements from Index and Physical Tests", *Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering,* Vol. 12, pp. 256-268, (2020).
11. Gokceoglu, C., "A Fuzzy Triangular Chart to Predict the Uniaxial Compressive Strength of the Ankara Sgglomerates from their Petrographic Composition", *Engineering Geology,* Vol. 66, pp. 39-51 ,(2002).
12. Tiryaki, B., "Predicting Intact Rock Strength for Mechanical Excavation Using Multivariate Statistics, Artificial Neural Networks, and Regression Trees", *Engineering Geology,* Vol. 99, pp. 51-60, (2008).
13. Sarkar, K., Tiwary, A., and Singh ,T., "Estimation of Strength Parameters of Rock Using Artificial Neural Networks", *Bulletin of engineering geology and the environment,* Vol. 69, pp. 599-606, (2010).
14. Manouchehrian, A., Sharifzadeh, M., and Moghadam, R.H., "Application of Artificial Neural Networks and Multivariate Statistics to Estimate UCS Using Textural Characteristics", *International Journal of Mining Science and Technology,* Vol. 22, pp. 229-236, (2012).
15. Singh, T. N., and Verma, A. K., "Comparative Analysis of Intelligent Algorithms to Correlate Strength and Petrographic Properties of Some Schistose Rocks", *Engineering with Computers,* Vol. 28, pp. 1-12, (2012).
16. Yagiz, S., Sezer, E., and Gokceoglu, C., "Artificial Neural Networks and Nonlinear Regression Techniques to Assess the Influence of Slake Durability Cycles on the Prediction of Uniaxial Compressive Strength and Modulus of Elasticity for Carbonate Rocks", *International Journal for Numerical and Analytical Methods in Geomechanics,* Vol. 36, pp. 1636-1650, (2012).
17. Singh, R., et al., "A Comparative Study of Generalized Regression Neural Network Approach and Adaptive nNeuro-fuzzy Inference Systems for Prediction of Unconfined Compressive Strength of Rocks", *Neural Computing and Applications,* Vol. 23, pp. 499-506, (2013).
18. Yesiloglu-Gultekin, N., Gokceoglu, C., and Sezer, E. A., "Prediction of Uniaxial Compressive Strength of Granitic Rocks by Various Nonlinear Tools and Comparison of their Performances", *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences,* Vol. 62, pp. 113-122, (2013).
19. Armaghani, D. J., et al., "Uniaxial Compressive Strength Prediction through a New Technique Based on Gene Expression Programming", *Neural Computing and Applications,* Vol. 30, pp. 3523-3532, (2018).
20. Saedi, B., Mohammadi, S. D., and Shahbazi, H., "Prediction of Uniaxial Compressive Strength and Elastic Modulus of Migmatites Using Various Modeling Techniques", *Arabian Journal of*

Geosciences, Vol. 11, pp. 1-14, (2018).

21. Wang, M. and Wan, W., "A New Empirical Formula for Evaluating Uniaxial Compressive Strength Using the Schmidt Hammer Test", *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences,* Vol. 123, pp. 104094, (2019).
22. Broch, E., and Franklin, J., "The Point-load Strength Test", *in International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences & Geomechanics Abstracts*, Elsevier, Vol. 9, pp. 669-676, (1972).
23. Mishra, D., and Basu, A., "Use of the Block Punch Test to Predict the Compressive and Tensile Strengths of Rocks", *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences,* Vol. 51 ,pp. 119-127, (2012).
24. Smith, H. J., "The Point Load Test for Weak Rock in Dredging Applications", *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences,* Vol. 34, pp. 295. e1-295. e13, (1997).
25. Lashkaripour, G. R., "Predicting Mechanical Properties of Mudrock from Index Parameters", *Bulletin of Engineering Geology and the Environment,* Vol. 61, pp. 73-77, (2002).
26. Forster, I., "The Influence of Core Sample Geometry on the Axial Point-load Test", *Intl J of Rock Mech & Mining Sci & Geomechanic Abs,* Vol. 20, pp. 291-295, (1983).
27. Fener, M., et al., "A Comparative Evaluation of Indirect Methods to Estimate the Compressive Strength of Rocks", *Rock Mechanics and Rock Engineering,* Vol. 38, pp. 329-343, (2005).
28. Ulusay, R., Türeli, K., and Ider, M., "Prediction of Engineering Properties of a Selected Litharenite Sandstone from its Petrographic Characteristics Using Correlation and Multivariate Statistical Techniques", *Engineering Geology,* Vol. 38, pp. 135-157, (1994).
29. Hassani, F., Scoble, M., and Whittaker, B., Application of the Point Load Index Test to Strength Determination of Rock and Proposals for a New Size-correction Chart, in The 21st US Symposium on Rock Mechanics (USRMS). OnePetro, (1980).
30. Çobanoğlu, İ. and Çelik, S.B., "Estimation of Uniaxial Compressive Strength from Point Load Strength, Schmidt Hardness and P-wave Velocity", *Bulletin of Engineering Geology and the Environment,* Vol. 67, pp. 491-498, (2008).
31. Xu, S., Grasso, P., and Mahtab, A., "Use of Schmidt Hammer for Estimating Mechanical Properties of Weak Rock", in International congress international association of engineering geology. 6. (1990).
32. Sachpazis, C., "Correlating Schmidt Hardness with Compressive Strength and Young's Modulus of Carbonate Rocks", *Bulletin of the International Association of Engineering Geology-Bulletin de l'Association Internationale de Géologie de l'Ingénieur,* Vol. 42, pp. 75-83, (1990).
33. Singh, R., Hassani, F., and Elkington, P., "The Application of Strength and Deformation Index Testing to the Stability Assessment of Coal Measures Excavations", in The 24th US Symposium on Rock Mechanics (USRMS), American Rock Mechanics Association, (1983).

34. Yagiz, S., "Predicting Uniaxial Compressive Strength, Modulus of Elasticity and Index Properties of Rocks Using the Schmidt Hammer", *Bulletin of engineering geology and the environment,* Vol. 68, pp. 55-63, (2009).
35. Shalabi, F.I., Cording, E.J., and Al-Hattamleh, O.H., "Estimation of Rock Engineering Properties Using Hardness Tests", *Engineering Geology,* Vol .90 ,pp. 138-147, (2007).
36. Yaşar, E. and Erdoğan, Y., "Estimation of Rock Physicomechanical Properties Using Hardness Methods", *Engineering Geology,* Vol. 71, pp. 281-288, (2004).
37. Aufmuth, R. E., A Systematic Determination of Engineering Criteria for Rock, (1974).
38. Yılmaz, I. and Sendır, H., "Correlation of Schmidt Hardness with Unconfined Compressive Strength and Young's Modulus in Gypsum from Sivas (Turkey)", *Engineering Geology,* Vol. 66, pp. 211-219, (2002).
39. Gupta, V., "Non-destructive Testing of Some Higher Himalayan Rocks in the Satluj Valley", *Bulletin of Engineering Geology and the Environment,* Vol. 68, pp. 409-416, (2009).
40. Sharma, P. and Singh, T., "A Correlation between P-wave Velocity, Impact Strength Index, Slake Durability Index and Uniaxial Compressive Strength", *Bulletin of Engineering Geology and the Environment,* Vol. 67, pp. 17-22, (2008).
41. Armaghani, D.J., et al., "An Adaptive Neuro-fuzzy Inference System for Predicting Unconfined Compressive Strength and Young's Modulus :A Study on Main Range Granite", *Bulletin of engineering geology and the environment,* Vol. 74, pp. 1301-1319, (2015).
42. Moradian, Z., and Behnia, M., "Predicting the Uniaxial Compressive Strength and Static Young's Modulus of Intact Sedimentary Rocks Using the Ultrasonic Test", *International Journal of Geomechanics,* Vol. 9, pp. 14-19, (2009).
43. Diamantis, K., Gartzos, E., and Migiros, G., "Study on Uniaxial Compressive Strength, Point Load Strength Index, Dynamic and Physical Properties of Serpentinites from Central Greece: Test Results and Empirical Relations", *Engineering Geology,* Vol. 108, pp. 199-207, (2009).
44. Khandelwal, M., "Correlating P-wave Velocity with the Physico-mechanical Properties of Different Rocks", *Pure and Applied Geophysics,* Vol .170 ,pp. 507-514, (2013).
45. Entwisle, D., et al., "The Relationships between Effective Porosity, Uniaxial Compressive Strength and Sonic Velocity of Intact Borrowdale Volcanic Group Core Samples from Sellafield", *Geotechnical & Geological Engineering ,*Vol. 23, pp. 793-809, (2005).
46. Minaeian, B. and Ahangari, K., "Estimation of Uniaxial Compressive Strength Based on P-wave and Schmidt Hammer Rebound Using Statistical Method", *Arabian Journal of Geosciences,* Vol. 6, pp. 1925-1931, (2013).
47. Horsrud, P., "Estimating mMechanical Properties of Shale from Empirical Correlations", *SPE Drilling*

& Completion, Vol. 16, pp. 68-73, (2001).

48. Khandelwal, M. and Singh, T., "Correlating Static Properties of Coal Measures Rocks with P-wave Velocity", *International Journal of Coal Geology,* Vol. 79, pp. 55-60, (2009).
49. Meulenkamp, F. and Grima, M.A., "Application of Neural Networks for the Prediction of the Unconfined Compressive Strength (UCS) from Equotip Hardness", *International Journal of rock mechanics and mining sciences,* Vol. 36, pp. 29-39, (1999).
50. Gokceoglu, C. and Zorlu, K., "A Fuzzy Model to Predict the Uniaxial Compressive Strength and the Modulus of Elasticity of a Problematic Rock", *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, Vol. 17 ,pp. 61-72, (2004).
51. Zorlu, K., et al., "Prediction of Uniaxial Compressive Strength of Sandstones Using Petrography-based Models", *Engineering Geology,* Vol. 96, pp. 141-158, (2008).
52. Yılmaz, I. and Yuksek, A., "An Example of Artificial Neural Network (ANN) Application for Indirect Estimation of Rock Parameters", *Rock Mechanics and Rock Engineering*, Vol. 41, pp. 781-795, (2008).
53. Yilmaz, I. and Yuksek, G., "Prediction of the Strength and Elasticity Modulus of Gypsum Using Multiple Regression, ANN, and ANFIS Models", *International journal of rock mechanics and mining sciences (1997),* Vol. 46, pp. 803-810, (2009).
54. Dehghan, S., et al., "Prediction of Uniaxial Compressive Strength and Modulus of Elasticity for Travertine Samples Using Regression and Artificial Neural Networks", *Mining Science and Technology (China),* Vol. 20, pp. 41-46, (2010).
55. Rezaei, M., Majdi, A., and Monjezi, M., "An Intelligent Approach to Predict Unconfined Compressive Strength of Rock Surrounding Access Tunnels in Longwall Coal Mining", *Neural Computing and Applications,* Vol. 24, pp. 233-241, (2014).
56. Mohamad, E.T., et al., "Prediction of the Unconfined Compressive Strength of Soft Rocks: A PSO-based ANN Approach", *Bulletin of Engineering Geology and the Environment,* Vol. 74, pp. 745-757, (2015).
57. Mishra, D. and Basu, A., "Estimation of Uniaxial Compressive Strength of Rock Materials by Index Tests Using Regression Analysis and Fuzzy Inference System", *Engineering Geology,* Vol. 160, pp. 54-68, (2013).
58. Ceryan ,N., Okkan, U., and Kesimal, A., "Prediction of Unconfined Compressive Strength of Carbonate Rocks Using Artificial Neural Networks", *Environmental earth sciences*, Vol. 68, pp. 807-819, (2013).
59. Rabbani, E., et al., "Application of Neural Network Technique for Prediction of Uniaxial Compressive Strength Using Reservoir Formation Properties", *International journal of rock mechanics and mining sciences (1997),* Vol. 56, pp. 100-111, (2012).

60. Pan, W.-T., "A New Fruit Fly Optimization Algorithm: Taking the Financial Distress Model as an Example", *Knowledge-Based Systems,* Vol. 26, pp. 69-74, (2012).
61. Mirjalili, S. and Lewis, A., "The Whale Optimization Algorithm", *Advances in engineering software,* Vol. 95, pp. 51-67, (2016).
62. Mirjalili, S., Mirjalili, S.M., and Lewis, A., "Grey Wolf Optimizer", *Advances in engineering software,* Vol. 69, pp. 46-61, (2014).
63. Mech, L.D., "Alpha Sstatus, Dominance, and Division of Labor in Wolf Packs", *Canadian Journal of Zoology,* Vol. 77, pp. 1196-1203, (1999).
64. Armaghani, D.J., et al., "Application of Several Non-linear Prediction Tools for Estimating Uniaxial Compressive Strength of Granitic Rocks and Comparison of their Performances", *Engineering with Computers,* Vol. 32, pp. 189-206, (2016).
65. Hatheway, A.W ,.The Complete ISRM Suggested Methods for Rock Characterization, Testing and Monitoring; 1974–2006. 2009, Association of Environmental & Engineering Geologists.
66. Fattahi, H., Varmazyari, Z., and Babanouri, N., "Feasibility of Monte Carlo Simulation for Predicting Deformation Modulus of Rock Mass", *Tunnelling and Underground Space Technology,* Vol. 89, pp. 151-156, (2019).